순시 기울기 벡터의 저주파 필터링을 사용한 새로운 가변 적응 인자 LMS 알고리즘

박장식[†] · 문건락[††] · 손경식[†††]

요 약

음향 반향 제거기, 적응 등화기 그리고 적응 잡음 제거기 등에 적응 필터가 널리 활용되고 있다. 적응 필터의 계수는 주로 NLMS 알고리즘을 이용하고 있지만 NLMS 알고리즘은 주변 잡음에 의해서 적응 필터의 계수가 오조정된다. 본 논문에서 최적 필터의 직교원리를 이용하여 LMS 알고리즘의 순시 기울기 벡터를 저역 통과 시켜 적응 알고리즘의 적응 상수로 결정하는 방법을 제안한다. 순시 기울기 벡터는 입력 신호와 추정 오차 신호의 상호 상관도로써 수렴 초기에는 추정 오차 신호 속에 입력 신호가 대부분 포함되어 있기 때문에 상관도가 크고 적응 필터가 수렴한 후에는 0 에 가까운 값을 갖게 된다. 그리고 입력 신호와 주변 잡음 신호는 상관이 없기 때문에 주변 잡음에 의해서 상호 상관도는 큰 변화가 없다. 따라서 상호 상관도를 적응 상수로 결정하면 수렴 속도가 느려지지 않으면서 주변 잡음에 강건한 특성을 가진다. 본 논문에서는 컴퓨터 시뮬레이션을 통해서 제안하는 적응 알고리즘의 성능이 기존 알고리즘에 비해서 우수함을 보인다.

New Variable Step-size LMS Algorithm with Low-Pass Filtering of Instantaneous Gradient Estimate

Jang Sik Park[†], Gun Rak Moon[††] and Kyung Sik Som[†††]

ABSTRACT

Adaptive filters are widely used for acoustic echo canceler, adaptive equalizer and adaptive noise canceler. Coefficients of adaptive filters are updated by NLMS algorithm. However, Coefficients are misaligned by ambient noises when they are adapted by NLMS algorithm. In this paper, a method determined the adaptation constant by low-pass filtered instantaneous gradient vector of LMS algorithm using orthognality principles of optimal filter is proposed. At initial states, instantaneous gradient vector, that is the cross-correlation of input signals and estimation error signals, has large value because input signals are remained in estimation error signals. When an adaptive filter is converged, the cross-correlation will be close to zero. It isn't affected by ambient noises because ambient noises are uncorrelated with input signals. Determining adaptation constant with the cross-correlation, adaptive filters can be robust to ambient noises and the convergence rate doesn't slower. As results of computer simulations, it is shown that the performance of proposed algorithm is better than that of conventional algorithms.

1. 서 론

적응필터는 차량 등에서의 통신에서 잡음을 제거(ANC, adaptive noise cancellation)[1-6]하거나 원거리 화상회의 등에서의 반향제거(AEC, acoustic echo cancellation)[7-9]등에 널리 사용되고 있다. 특히 반향제거는 차량 등에서의 개인 휴대 통신 뿐만 아니라 최근 개인용 멀티미디어 컴퓨터와 인터넷의 보급 확대로 인하여 인터넷을 통한 음성통화에 있어 음질을 향상시키는 주요기술로 활용되고 있다. 적응필터를 이용한 잡음 제거나 반향 제거는 일반적으로

[†] 정회원, 동의공업대학 영상정보과 조교수
[††] (주)금영 부설연구소 연구원
[†††] 부산대학교 전자공학과 교수

두 입력신호, 즉, 적응필터의 기준 입력 신호(reference signal)와 원신호(primary signal)의 상관도(correlation)가 있는 경우에 대해서 잡음 전달 경로나 반향 경로(echo path)의 임펄스 응답(impulse response)을 추정하여 잡음이나 반향을 제거한다. 임펄스 응답의 추정은 적응필터의 추정 오차 신호(estimation error signal)와 기준 입력 신호로 계수를 적응시켜 얻는다. 적응 알고리즘으로는 구조가 간단하고 안정한 적응을 하는 LMS(least mean square) 알고리즘이 주로 사용된다. 그런데 원신호 속에 기준 입력 신호와 상관이 없는 성분이 포함되어 있는 경우 추정 오차 신호에도 기준 입력신호와 상관이 없는 신호성분이 포함된다. 추정 오차 신호 속에 포함된 상관이 없는 원신호 성분은 적응필터의 측정잡음(measurement noise)이 되어 계수를 오조정시킨다. 적응 잡음 제거기에서는 주로 전송되어야 하는 목표신호(target signal)가 기준 입력 신호와 상관이 없으면서 적응필터의 계수를 오조정한다[3-5].

Greenberg 등은 목표신호에 의해서 적응필터의 계수가 오조정되는 것을 줄이기 위해서 기준 입력 신호와 추정 오차 신호의 전력 합으로 적응상수를 정규화하는 방법(이후 Sum-LMS라 한다.)을 제안하였다. Greenberg 등이 제안한 알고리즘은 보청기에서 궤환(feedback)을 제거하여 난청환자들에게 궤환 없는 좋은 음질을 제공하고자 하였다[3,4]. 이 알고리즘은 기존의 NLMS(normalized least mean square) 알고리즘에 비해서 계산량이 크게 증가하지 않으며 목표신호에 의한 영향도 작지만 수렴 속도가 다소 느려진다.

적응필터의 계수가 최적계수에 수렴하면 기준 입력신호와 추정 오차신호의 상관도 혹은 적응 필터의 순시 기울기 벡터가 이론적으로 0 이 된다. 이런 성질을 직교원리(orthogonality principles)라고 한다[6]. 본 논문에서는 직교 원리를 이용하여 가변 적응 상수를 결정함으로써 목표 신호에 대해서 강건하면서 수렴 속도가 빠른 적응 알고리즘을 제안한다. 직교 원리에 의해서 수렴 초기에는 기준 입력 신호와 추정 오차 신호의 상호 상관도가 크기 때문에 수렴이 빠르고 정상 상태에서는 상호 상관도가 거의 0에 접근하여 정상 상태 오차가 작아진다. 그런데 상호 상관도가 적응 초기부터 지수적으로 감소하기 때문에 적응 상수가 적응 초기부터 급격히 작아져서 수렴이 느려진다. 본 논문에서는 상호 상관도를 저역 통과시켜 적응 초기에 적응 상수를 일정 기간 크게 유지함으로써 적응 초기에 수렴이 느려지지 않도록 함으로써 적응 필터의 성능을 향상시킨다. 본 논문에서는 컴퓨터 시뮬레이션을 통해서 성능이 기존의 알고리즘에 비해서 향상됨을 보였다.

2. 적응 필터의 문제점

그림 1은 두 센서를 갖는 전형적인 음향 반향 제거기 및 적응 잡음 제거기 구조이다. 그림 1의 $x(k)$는 적응필터의 기준 입력신호이며 $n_2(k)$는 $x(k)$가 잡음 전달경로를 거쳐온 신호로써 $x(k)$와 상관도가 있으며 제거되어야 할 잡음신호이다. $s(k)$는 $x(k)$와 상관이 없으며 전송되어야 하는 목표신호이고 $d(k)$는 $n_2(k)$와 $s(k)$를 합한 신호다. $e(k)$는 적응필터의 추정 오차신호이면서 잡음이 제거된 적응잡음제거기의 출력신호이다.
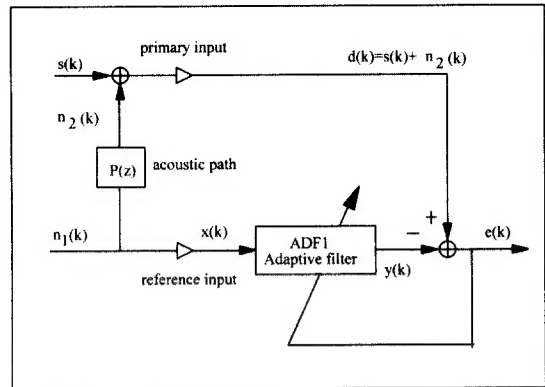
그림 1. 적응 잡음 제거기의 구조

잡음전달경로의 임펄스 응답을 적응필터로 추정하여 원신호 $d(k)$로부터 적응필터의 출력 $y(k)$를 빼주므로써 목표신호에 섞여 있는 잡음을 제거한다. 잡음 전달 경로를 추정하기 위한 적응알고리즘으로는 식(1)~(4)으로 표현되는 NLMS 알고리즘이 일반적으로 이용된다.

$$d(k) = n_2(k) + s(k) = \boldsymbol{W}_o^T(k)\,\boldsymbol{X}(k) + s(k) \quad (1)$$

$$e(k) = d(k) - y(k) = d(k) - \boldsymbol{W}^T(k)\,\boldsymbol{X}(k) \quad (2)$$

$$\boldsymbol{W}(k+1) = \boldsymbol{W}(k) + \mu(k) e(k) \boldsymbol{X}(k) \quad (3)$$

$$\mu(k) = \frac{\alpha}{\boldsymbol{X}^T(k)\,\boldsymbol{X}(k)} \approx \frac{\alpha}{L\sigma_x^2} \quad (4)$$

X(k), W(k)는 각각 기준 입력 신호 벡터와 적응 필터의 계수 벡터이고 Wo는 음향 전달 경로를 필터로 모델링한 계수 벡터이다. [·]T는 전위(transpose)이다. μ(k)는 시변 적응 상수이며 α는 정규화 적응 상수이고 안정한 수렴범위는 $0<\alpha<2$이다. L은 적응필터의 차수이고 σ_x^2(k)는 입력신호의 분산(variance)이다. 적응 필터의 계수 벡터 $W(k)$는 식 (2)의 두 번째항에 표시된 순시 기울기 벡터 $e(k)X(k)$에 의해서 갱신된다. 식(1)에서 $d(k)$에 목표신호 $s(k)$가 포함되어 있지 않으면 적응필터의 차수 L이 충분히 크다면 적응필터 계수는 최적값에 가까이 수렴할 수 있다. $d(k)$에 목표신호가 포함되는 경우에는 식(5)와 같이 추정 오차 신호 속에는 기준 입력 신호와 상관이 없는 목표신호가 포함되어 목표신호 만큼 계수 오조정이 생긴다[3-4].

$$W(k)=W(k-1)+\frac{\alpha}{L\sigma_x^2}\left(W^T(k)X(k)-y(k)\right)+\frac{\alpha}{L\sigma_x^2}X(k)s(k) \qquad (5)$$

식(5)에서 α가 작으면 목표신호에 의한 계수 오조정이 줄어들지만 수렴속도가 느려진다. 일반적으로 적응필터의 적응상수는 정상상태와 수렴속도에서 상반된 성질이 있다. 따라서 수렴속도가 느려지지 않으면서 정상상태의 성능을 저하되지 않도록 하려면 적응상수가 지능적으로 시변하는 것이 필요하다.

3. 제안하는 알고리즘

음향 반향 제거기 및 적응 잡음 제거기 등의 일반적인 적응 필터 응용 분야에서 대해서 적응 필터는 다음과 같은 세 가지 조건을 만족하여야 한다. ① 수렴 속도가 빨라야 한다. 적응 필터에서는 적응 상수가 수렴 속도를 결정한다. 적응 상수가 크면 수렴이 빠르고 적응 상수가 작으면 수렴 속도가 느려진다. 그리고 비정적인 환경에 대해서 추적하는 능력(tracking capability)도 수렴 속도가 빠르면 일반적으로 추적도 잘 할 수 있다. ② 정상상태에서 오차가 작아야 한다. 정상 상태에서의 오차도 적응 상수에 의해서 결정된다. 적응 상수가 크면 정상 상태의 오차가 크고 그 값이 작으면 정상 상태 오차가 작아진다. ③ 주변 잡음 등에 의해서 적응 필터 계수의 오조정이 작아야 한다. 주변 잡음에 의한 계수 오조정은 식 (5)와 같이 주로 기준 입력 신호에 대해서 상관이 없는(uncorrelatd) 원신호 성분에 의해서 발생한다. 음향 반향 제거기에서는 전송되어야 할 근단화자의 음성 신호, 적응 잡음 제거기에서는 전송되어야할 목표 신호도 주변 잡음에 포함된다.

위의 조건을 만족시킬 수 있는 방법은 다양한 방법이 있지만 본 논문에서는 세 가지 조건에 공통적으로 주요 역할을 하는 적응 상수를 시변하는 가변 적응 상수를 갖는 적응 알고리즘을 제안한다. 제안하는 가변 적응 상수는 수렴 속도 및 정상 상태 오차를 줄이기 위해서 ① 직교원리를 이용하여 추정 오차 신호와 입력 신호사이의 상호 상관도를 구하고 ② 저역통과시킨다. 그리고 주변 잡음 등에 의한 계수 오조정을 줄이기 위해서 ③ 기준 입력 신호와 추정 오차 신호의 합으로 정규화 하여 최종적으로 적응 상수를 결정한다.

적응 필터가 최적값으로 수렴하면 기준 입력 신호와 추정 오차 신호의 상호 상관도는 $E[e(n)X(n)]=0$이 되고 이를 직교 원리라 한다[6,13]. 직교 원리를 이용하여 기준 입력 신호와 추정 오차 신호의 상호 상관도를 적응 필터의 적응 상수로 사용하면 필터의 수렴 초기에는 추정 오차 신호 속에 기준 입력 신호의 성분이 많이 포함되어 있어 적응 상수는 큰 값을 유지하고 적응을 빨리 한다. 적응 필터가 수렴하였을 때는 입력 신호와 추정 오차 신호 사이의 상관도가 0에 가까운 값을 갖게 된다. 따라서 적응 상수는 작아져서 적응 필터의 계수 오조정이 작아지고 과잉 평균 자승 오차(excess mean square error)도 작아진다.

기준 입력 신호와 추정 오차 신호의 상호 상관도, $E[e(k)X(k)]$를 식(6)와 같이 순시 기울기 벡터로 추정한다.

$$\delta_n(k)=\beta\delta_n(k-1)+(1-\beta)x_n(k)e(k) \qquad (6)$$
$$n=0,1,\cdots,L-1$$

$\delta_n(k)$는 입력 신호와 추정 오차 신호의 상호 상관도를 순시 기울기 벡터로 추정하는 running power estimate 이다. β는 망각지수(forgetting factor)이며, $x_n(k)$는 n탭의 입력 신호를 나타낸다. L은 적응필터의 차수이다. 식 (6)을 전개하면

$$\begin{aligned}\delta_n(k)&=\beta\delta_n(k-1)+(1-\beta)x_n(k)e(k)\\&=\beta^2\delta_n(k-2)+\beta(1-\beta)x_n(k-1)e(k-1)\\&\quad+(1-\beta)x_n(k)e(k)\end{aligned}$$

...

$$= \beta^k \delta_n(0) + (1-\beta) \sum_{i=0}^{k} \beta^{k-i} x_n(i) e(i) \quad (7)$$

가 된다. 식 (7)에서 $\delta_n(0) = 0$라 가정하고 0 샘플에서 임의의 k_0 샘플까지 과거를 추정한 상호 상관도와 k_0+1부터 k까지의 최근 추정한 상호 상관도로 나누어 정리하면

$$\delta_n(k) = \beta^{k-k_0}(1-\beta) \sum_{i=0}^{k_0} \beta^{k_0-i} x_n(i) e(i) + (1-\beta) \sum_{i=k_0+1}^{k} \beta^{k-i} x_n(i) e(i) \quad (8)$$

이 된다. $k-k_0$가 충분히 크다면 식 (8)의 첫 번째 항은 대부분 감쇠되고 최근 추정한 두 번째항이 주로 남게된다. 따라서 식 (6)과 같이 LMS 알고리즘의 순시 기울기로 추정하면 최근의 상호 상관도의 변화를 반영할 수 있다. β가 1에 가까울수록 $k-k_0$가 커져야 한다.

식 (6)을 상호 상관도가 1 보다 크지 않도록 기준 입력 신호와 추정 오차 신호 전력합으로 식 (9)과 같이 정규화한다.

$$\delta_n(k) = \beta \delta_n(k-1) + (1-\beta) \frac{x_n(k) e(k)}{\sigma_x^2(k) + \sigma_e^2(k)} \quad (9)$$

$\sigma_x^2(k)$와 $\sigma_e^2(k)$는 각각 입력 신호와 추정 오차 신호의 전력이며 $\delta_n(k)$와 같은 방법으로 추정된다. 그림 2는 입력 신호와 추정 오차 신호의 상호 상관도를 추정한 순시 기울기 벡터 중에서 첫 번째 탭에 대한 값을 표시한 것이다. 상호 상관도가 직교원리에 따라 지수적으로 감소하여 정상상태가 되면 수렴 초기에 비해서 상당히 작아진 것을 확인 할 수 있다. 그림 2와 같이 상호 상관도 또는 적응 상수가 빠르게 지수적으로 감소하면 적응 초기의 수렴 속도가 현저히 저하되고 적응 필터의 계수 오조정이 커진다.

그림 2. 순시 기울기 벡터로 추정한 기준 입력 신호와 추정 오차 신호 상관도

따라서 적응 초기에는 적응 상수를 다소 크게 유지하도록 하는 것이 필요하다. 상호 상관도, $\delta_n(k)$를 식 (10)과 같이 저역 통과 시켜 수렴 초기에 적응 상수를 크게 유지함으로써 적응 필터의 수렴 속도가 느려지지 않도록 한다

$$c_n(k) = \beta c_{n-1}(k) + (1-\beta) \delta_n(k) \quad (10)$$

저역 통과된 $c_n(k)$을 주변 잡음에 의해서 적응 필터의 계수가 오조정되지 않도록 하기 위해서 기준 입력 신호와 추정 오차 신호 전력 합으로 식(11)와 같이 정규화 한다.

$$\boldsymbol{U}(k) = \frac{\alpha |c_n(k)|}{L(\sigma_x^2(k) + \sigma_e^2(k))} \quad n = 0, 1, \cdots, L-1 \quad (11)$$

$U(k)$은 적응 필터의 각 탭을 갱신하는 적응 상수 벡터이고 α는 정규화 적응 상수이다. c_n(k)는 각 탭을 위한 상호 상관도이다. 상호 상관도에 대해서 절대값을 취하는 것은 적응 상수가 0 보다 작아지면 불안정해지기 때문에 이를 방지하기 위한 것이다. 입력 신호와 추정 오차 신호의 전력 합으로 정규화하는 것은 입력 신호와 추정 오차 신호에 의해서 적응 상수가 진동하는 것을 줄이기 위한 것이다.

4. 실험 결과 및 검토

컴퓨터 시뮬레이션을 통해서 제안하는 가변 적응 상수를 갖는 적응 알고리즘과 기존 적응 알고리즘의 성능을 비교하였다. 기존 적응 알고리즘은 NLMS 알고리즘과 Greenberg 등이 제안한 Sum-LMS 알고리즘을 비교하였다. 시뮬레이션은 시스템 인지(system identification) 환경에서 수행되었다. 추정 대상 시스템은 식 (12)과 같이 10차 임펄스 응답을 갖는다.

$$\boldsymbol{W}_o = [1.0, 0.268, 0.083, 0.501, 0.941, 0.011, 0.819, 0.376, 0.701, 0.159] \quad (12)$$

기준 입력 신호 $X(k)$은 평균이 0 이며 분산이 1인 정적인 백색 Gauss 신호를 사용하고 원신호 $d(k)$에 포함된 목표신호 $s(k)$도 평균이 0 이고 분산이 1인 백색잡음이다. 제안하는 알고리즘의 $\alpha = 10.0$으로 두

고 $\beta = 0.98$로 사용하였으며 5000개의 샘플에 대하여 성능을 평가하였다. NLMS와 Sum-LMS 알고리즘의 정규화 적응 상수 $\alpha = 0.2$로 두었다. 식 (12)로 정의하는 계수 오조정 지수로 성능을 평가한다.

$$K(k) = \frac{V^T(k)\, V(k)}{L} \tag{12}$$

$$V(k) = W(k) - W_o$$

그림 3은 각 기준 입력 신호와 추정 오차 신호의 상호 상관도 $\delta_n(k)$와 저역 통과된 상호 상관도, $c_n(k)$를 비교한 것이다. 상호 상관도 $\delta_n(k)$는 수렴 초기에 빠르게 감소하고 크게 진동한다. 저역 통과된 상호 상관도, $c_n(k)$는 $\delta_n(k)$에 비해서 다소 지연이 있으며 진동이 부드러워진(smoothing) 것을 확인할 수 있다. 저역 통과시킨 상호 상관도를 이용함으로써 초기 및 경로가 변화하는 경우 적응 상수를 다소 크게 유지하여 빠른 수렴 속도를 유지할 수 있다.
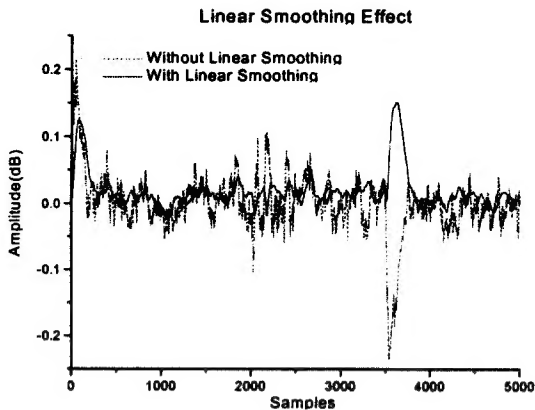
그림 3. 저역 통과 시킨 적응 상수

그림 4는 주변 잡음 신호의 분산을 1.0, 0.1, 0.001로 변화시키고 3000에서 3500 샘플 사이에서 음향 반향 제거기에서의 동시 통화를 가정하여 목표 신호의 분산을 1.0 로 두고 제안한 알고리즘과 기존의 알고리즘을 비교하였다.

그림 4의 (a)는 주변 잡음 신호의 분산이 1인 경우이다. 제안하는 알고리즘이 Sum-LMS 알고리즘과 거의 유사한 성능을 보이고 NLMS 알고리즘에 비해서 다소 성능이 좋음을 알 수 있다. (b)는 주변 잡음 신호의 분산이 0.1인 경우로 NLMS 알고리즘에 비해서 (a)와 같이 제안하는 알고리즘과 Sum-LMS 가 조금 성능이 좋다. (c)는 목표 신호의 분산이 0.001인
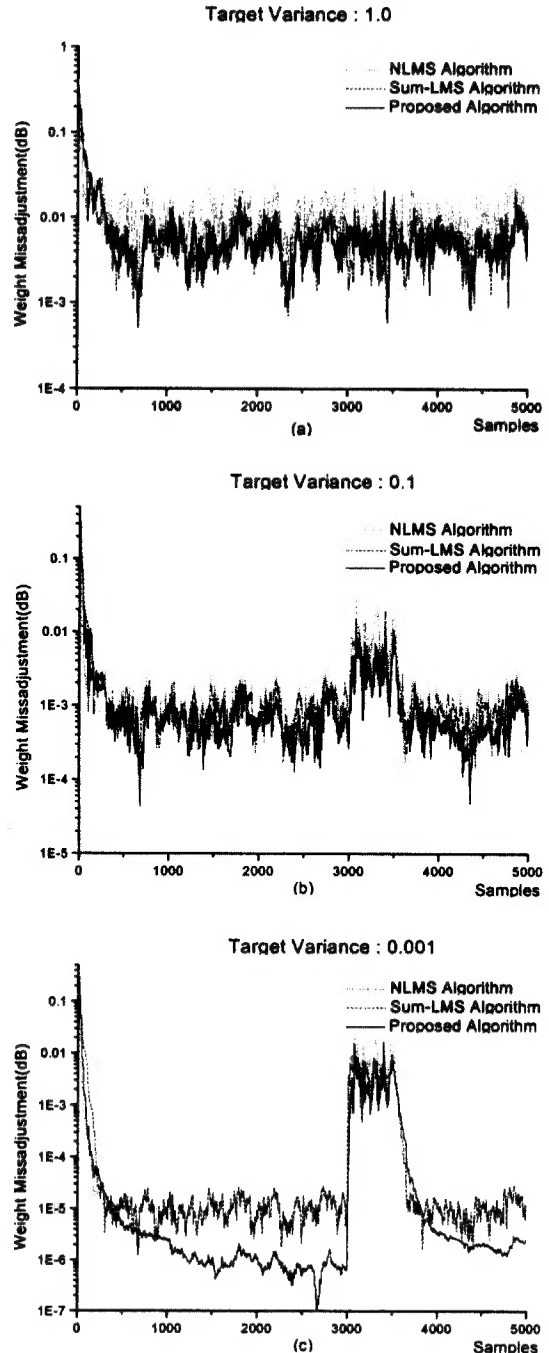
그림 4. 동시통화 고려시 계수 오조정
(a) 목표 신호의 분산 1.0 (b) 목표 신호의 분산 0.1
(c) 목표 신호의 분산 0.001

경우로써 정상 상태의 오차가 기존의 적응 알고리즘에 비해서 우수함을 알 수 있다. 그리고 동시 통화 구간

에서도 3000에서 3500 샘플 사이에서 Sum-LMS 알고리즘과 제안하는 알고리즘이 NLMS 알고리즘보다 다소 우수함을 알 수 있다. Sum-LMS 알고리즘과 제안하는 알고리즘이 NLMS 알고리즘에 비해서 목표 신호가 있는 구간에서 크게 성능이 우수하지 않게 나타나는 것은 기준 잡음 신호와 목표 신호의 분산을 1로 두고 있기 때문이다. 기준 잡음 신호와 목표 신호의 분산이 1 보다 아주 큰 경우에는 NLMS 알고리즘에 비해서 Sum-LMS 알고리즘과 제안하는 알고리즘이 목표 신호에 의한 영향을 작게 받는다[3].

그림 5는 추정하고자 하는 미지의 시스템이 변화했을 때 주변 잡음 신호의 분산이 각각 1.0, 0.01, 0.001 인 경우에 대해서 제안하는 적응 알고리즘과 기존의 알고리즘의 성능을 비교한다. 3000에서 3500 샘플 사이에서 급작스런 경로의 변화를 가정하여 추정 대상 시스템의 임펄스 응답의 부호를 바꾸었다. (a)는 주변 잡음 신호의 분산이 1인 경우이다. 제안하는 알고리즘이 Sum-LMS 알고리즘과 거의 유사한 성능을 보이고 NLMS알고리즘에 비해서 다소 성능이 좋음을 알 수 있다. (b)는 주변 잡음 신호의 분산이 0.01인 경우로 NLMS 알고리즘과 Sum-LMS 알고리즘에 비해 제안하는 알고리즘 성능차이가 두드러지게 좋아진다. (c)는 목표 신호의 분산이 0.001인 경우로써 정상 상태의 오차가 기존의 적응 알고리즘에 비해서 우수함을 알 수 있다. 그리고 급작스런 경로 변화를 가정한 3000에서 3500 샘플 사이에서 제안하는 알고리즘이 NLMS 알고리즘과 수렴 속도가 비슷하며 Sum-LMS 알고리즘 보다 빠르게 수렴하는 것을 알 수 있다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통해서 제안하는 가변 적응 상수를 갖는 적응 알고리즘의 경우 주변 잡음 신호 혹은 측정 잡음이 작을수록 기존의 알고리즘에 비해서 정상 상태의 추정 오차가 현저히 작아짐을 알 수 있고 Sum-LMS 알고리즘에 비해서 수렴 속도가 빠름을 확인하였다.

그림 5. 급작스런 경로 변화 고려시 계수 오조정
(a) 목표 신호의 분산 1.0 (b) 목표 신호의 분산 0.01
(c) 목표 신호의 분산 0.001

5. 결 론

본 논문에서 적응 잡음 제거기 및 음향 반향 제거기 등에 활용하기 위해서 순시 기울기 벡터를 저역통과시킨 가변 적응 상수를 갖는 적응 알고리즘을 제안하였다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통해서 제안하는 알고리즘의 성능을 기존의 적응 알고리즘과 비교하였다. 제안하는 적응 알고리즘은 NLMS 알고리즘에 비해서 정상 상태 성능이 우수하고 목표 신호의 전력

에 의한 영향이 작음을 확인 하였다. 갑작스러운 경로 변화에 대해서 Sum-LMS 알고리즘에 비해 수렴이 빠르다. 그리고 측정 잡음 신호의 분산이 작을수록 제안하는 적응 알고리즘의 성능이 우수하였다. 제안하는 알고리즘을 DSP를 이용하여 차량에서의 음향 반향 제거 및 잡음 제거기로 구현하는 연구를 계속하고자 한다.

참 고 문 헌

[1] William A. Harrison, J. S. Lim and Elliot Stinger, "A new application of adaptive noise cancellation," IEEE Trans. ASSP. Vol. ASSP-34, No. 1, pp. 21-27, Feb., 1986.

[2] B. Widrow et al, "Adaptive noise cancelling: principles and applications," Proc. IEEE, Vol. 63, pp. 1692-1716, Dec., 1975.

[3] J. E. Greenberg, "Improved design of microphone-array hearing aids," MIT, PhD. Thesis, Sep., 1994.

[4] Joseph A. Maxwell and Patrick M. Zurek, "Reducing acoustic feedback in hearing aids," IEEE Trans. Speech and Audio Processing, Vol. 3, No. 4, pp. 304-313, July, 1995.

[5] Alex C. Orgren, Soura Dagupta, Charles E. Rohrs and Norbert R. Malik, "Noise cancellation with improved residuals," IEEE Trans. ASSP. Vol ASSP-39, No. 12, pp. 2629-2639, Dec., 1991.

[6] B. Widrow and S. D. Stearns, *Adaptive Signal Processing,* Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J. pp. 196-197, 1985.

[7] S. M. Kuo, Y. C. Huang, and Z. Pan, "Acoustic noise and echo cancellation microphone system for videoconferencing," IEEE Trans. Consumer Electronics, VOL. 41, NO. 4, pp. 1195-1150, Nov., 1995.

[8] S. H. Jensen, "Acoustic echo canceller for hands-free mobile radiotelephony," Proc. EUSIPCO, Belgium, pp. 1629-1632, 1992.

[9] P. Heitkamper, "An adaptation control for acoustic echo cancellers," IEEE Signal Processing Letters. VOL. 4, NO. 6, pp. 170-172, June, 1997.

[10] P. M. Clarkson, *Optimal Adaptive Signal Processing*, CRC Press, pp. 182-184, 1993.

[11] V. J. Mathew and Sung Ho Cho, "Improved convergence analysis of stochastic gradient adaptive filters using the sign algorithm," IEEE Trans. ASSP., Vol. 35, No. 4, pp. 450-454, April, 1987.

[12] B. E. Jun, D. J. Park, Y. W. Kim, "Convergence analysis of sign-sign LMS algorithm for adaptive filters with correlated Gaussian data," ICASSP 95, VOL. 2, pp. 1380-1383, May, 1995.

[13] H. Ye and B. X. Wu, "A new double-talk detection algorithm based on the orthogonality theorem," IEEE Trans. Communications, VOL. 39, NO 11, pp. 1542-1545, Nov., 1991.

박 장 식

1992년 2월 부산대학교 전자공학과(공학사)
1994년 2월 부산대학교 전자공학과(공학석사)
1999년 2월 부산대학교 전자공학과(공학박사)
1997년 3월~현재 동의공업대학 영상정보과 조교수
관심분야 : 음성 및 음향 신호 처리, 멀티미디어 통신, 입체 음향

문 건 락

1999년 2월 부산대학교 전자공학과(공학사)
2001년 2월 부산대학교 전자공학과(공학석사)
2001년 2월~현재 (주)금영 부설 연구소 연구원
관심분야 : 음성 및 음향 신호 처리

손 경 식

1973년 2월 부산대학교 전자공학과 졸업(공학사)
1977년 8월 부산대학교 전자공학과(공학석사)
1991년 8월 경북대학교 전자공학과(공학박사)
1979년~현재 부산대학교 전자공학과 교수
관심분야 : 디지털 신호처리, 적응 신호처리, 음성 및 음향 신호처리